

PERAMALAN PEREDARAN UANG KARTAL DI INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID SARIMAX-NEURAL NETWORK*

Handy Kurniawan Juliarto^{1*}, Ika Purnamasari², Surya Prangga³

^{1,2,3} Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mulawarman

Jalan Barong Tongkok No 04, Gunung Kelua, Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda

*e-mail: handykurniawan297@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.12.4.465-476

Article Info:

Received: 2022-11-12

Accepted: 2024-01-31

Available Online: 2024-04-01

Keywords:

Currency; Economy; Forecasting;
Hybrid SARIMAX-NN

Abstract: Stability in the economy is influenced by technological advancements, which impact the digitization of the economy and lead to an increasing demand for electronic and digital payment systems compared to physical currency. There are certain months, such as during year-end holidays, when the circulation of physical currency increases. This study purpose to forecasting the total currency circulation in Indonesia, considering the influence of calendar variations, using a hybrid method that combines SARIMAX and NN. The SARIMAX method was utilized to capture linear effects related to calendar variations, while the NN method was employed to capture nonlinear patterns. The analysis results indicated that the hybrid SARIMAX-NN model with 1 to 3 neurons yielded accurate forecasts, with Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values below 2%. However, the highest accuracy was achieved by the SARIMAX-NN hybrid model with 1 neuron, which had a MAPE of 1.38%. Additionally, the forecasting results showed a consistent monthly increase, particularly during the holiday season in December.

1. PENDAHULUAN

Alat pembayaran pada pelaksanaan aktivitas jual beli barang maupun jasa dalam suatu perekonomian seringkali disebut uang. Bank Indonesia (BI) mengeluarkan dan mengedarkan uang kepada masyarakat sebagai alat transaksi sehari-hari, yang disebut uang kartal (Solikin & Suseno, 2002). Pada umumnya, jumlah peredaran uang kartal mengalami lonjakan pada saat-saat tertentu, misalnya menjelang datangnya ataupun saat hari raya keagamaan dan libur akhir tahun, dan hari libur nasional lainnya (Ahmad, Setiawan, Suhartono, & Masun, 2015). Tingginya pengaruh libur akhir tahun terhadap peredaran uang kartal didasarkan pada sifat konsumerisme masyarakat (Bakti, Nirzalin, & Alwi, 2019). Berdasarkan hal tersebut, sudah sepatutnya dilakukan peramalan guna mengetahui peredaran uang kartal di masa mendatang.

Suatu metode untuk memperkirakan nilai di masa mendatang berdasarkan pola data diwaktu lampau disebut dengan peramalan. Terdapat beberapa metode peramalan data runtun waktu, salah satunya yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Cynthia, Sugiman, & Mastur, 2016). Namun, jika data berpola berulang pada waktu tertentu, metode peramalan yang sesuai yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) (Suryani, dkk, 2018). Berdasarkan hal tersebut, metode SARIMA terus dikembangkan dengan penambahan variabel eksogen. Metode SARIMA dengan penambahan variabel eksogen dikenal sebagai metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous* (SARIMAX) (Laga, Wahyuningsih, & Hayati, 2018).

Meskipun penggunaan metode SARIMAX pada peramalan data musiman menghasilkan nilai keakuratan yang cukup baik, namun masih terdapat kekurangan yaitu kurang dalam menangkap informasi nonlinier yang ada pada pola data musiman. Untuk mengatasi

kekurangan tersebut, dikembangkan model *hybrid SARIMAX-Neural Network* (Fiskin & Cerit, 2019). *Neural Network* (NN) yaitu suatu penggambaran secara buatan dari saraf pada otak manusia (Sari, Wuryandari, & Yasin, 2014). Terdapat salah satu arsitektur NN yang dapat digunakan dalam mengatasi pola nonlinier, yaitu arsitektur *Feed Forward Neural Network* (FFNN) (Solikin & Suseno, 2002). Model *hybrid* dapat digunakan sebagai alternatif dalam meningkatkan akurasi peramalan dengan menggabungkan 2 metode, seperti SARIMAX-NN. FFNN dapat digunakan untuk menangkap informasi nonlinier, sedangkan SARIMAX digunakan dalam menangkap informasi linier.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk memperoleh model *hybrid SARIMAX-NN* untuk peredaran uang kartal di Indonesia Bulan Januari 2016 hingga Desember 2021 karena data pada rentang tahun tersebut cenderung berpola musiman. Tujuan lain dari penelitian ini yaitu mendapatkan nilai peramalan untuk 12 bulan kedepan, serta memperoleh nilai akurasi peramalan tersebut menggunakan metode MAPE.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada penelitian ini, regresi linier berganda yang terdiri dari variabel *dummy* dan variabel tren digunakan untuk analisis awal, dengan model persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = \beta_0 + \beta_1 T_t + \beta_2 V_{1,t} + \dots + \beta_r V_{r,t} + e_t; e_t \sim WN(0, \sigma^2) \quad (1)$$

di mana

Z_t : Data saat waktu ke- t , $t = 1, 2, \dots, n$

β_0 : Konstanta regresi (*intercept*)

β_i : Koefisien regresi pada waktu ke- i , $i = 1, 2, \dots, r$

T_t : Variabel tren saat ke- t

$V_{L,t}$: Variabel *dummy* yang merupakan variasi kalender ke- L pada saat data ke- t

$e_t \sim WN(0, \sigma^2)$: Residual regresi runtun waktu ke- t

Periodogram merupakan analisis yang digunakan untuk mengecek pola musiman dari data. Sedangkan, untuk mengetahui data tersebut berpola musiman atau tidak, dapat dilakukan dengan melihat titik-titik puncak tiap interval (Husnita, Wahyuningsih, & Nohe, 2015). Berikut tahapan analisis periodogram yaitu:

1. Mencari nilai frekuensi ke- l (ω_l) dan koefisien *Fourier* a_l dan b_l

$$a_l = \begin{cases} \frac{1}{n} \left[\sum_{t=1}^n e_t \cos(\omega_l t) \right], & l = 0 \text{ dan } l = \frac{n}{2} \text{ jika } n \text{ genap} \\ \frac{2}{n} \left[\sum_{t=1}^n e_t \cos(\omega_l t) \right], & l = 1, 2, \dots, [(n-1)/2] \text{ jika } n \text{ ganjil} \\ \frac{2}{n} \left[\sum_{t=1}^n e_t \cos(\omega_l t) \right], & l = 1, 2, \dots, [(n/2)-1] \text{ jika } n \text{ genap} \end{cases} \quad (2)$$

$$b_l = \begin{cases} \frac{2}{n} \left[\sum_{t=1}^n e_t \sin(\omega_l t) \right], & l = 1, 2, \dots, [(n-1)/2] \text{ jika } n \text{ ganjil} \\ \frac{2}{n} \left[\sum_{t=1}^n e_t \sin(\omega_l t) \right], & l = 1, 2, \dots, [(n-1)/2] \text{ jika } n \text{ genap} \end{cases} \quad (3)$$

$$\omega_l = \frac{2\pi l}{n}, \text{ di mana } l = 0, 1, 2, \dots, \frac{n}{2} \quad (4)$$

2. Mencari nilai periodogram menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$I(\omega_l) = \begin{cases} na_0^2, & l=0 \\ \frac{n(a_l^2 + b_l^2)}{2}, & l=1,2,\dots, \lfloor (n-1)/2 \rfloor \text{ jika } n \text{ ganjil} \\ na_{n/2}^2, & l = \frac{n}{2} \end{cases} \quad (5)$$

3. Menghitung periode musiman menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$T^* = \frac{2\pi}{\omega_l} \quad (6)$$

Metode runtun waktu diperkenalkan oleh Box dan Jenkins sebagai suatu teknik untuk peramalan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Kombinasi antara *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) dengan penambahan proses *differencing* disebut sebagai model ARIMA. Model ARIMA yang memiliki pengaruh musiman dikenal dengan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) (Wei, 2006). Langkah analisis metode ARIMA maupun SARIMA terdiri dari identifikasi model, penaksiran parameter, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan.

Adapun model umum dari SARIMA yaitu:

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t; a_t \sim WN(0, \sigma^2) \quad (7)$$

di mana

$\Phi_p(B^S)$: parameter AR musiman orde ke- P

$\phi_p(B)$: parameter MA nonmusiman orde ke- p

B : operator *backshift*

d : operator *differencing* nonmusiman

S : periode musiman

D : operator *differencing* musiman

Z_t : data runtun waktu periode ke- t

$\theta_q(B)$: parameter MA nonmusiman orde ke- q

$\Theta_Q(B^S)$: parameter MA musiman orde ke- Q

$a_t \sim WN(0, \sigma^2)$: residual *white noise*

Adapun persamaan dari residual dapat dituliskan:

$$a_t = \frac{\theta_q(B)\Theta(B^S)}{\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D} \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2) \quad (8)$$

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous* (SARIMAX) merupakan pengembangan dari model SARIMA dengan penambahan variabel eksogen (X). Adapun model umum SARIMAX adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \beta_0 + \beta_1 T_t + \beta_2 V_{2,t} + \dots + \beta_r V_{L,t} + \frac{\theta_q(B)\Theta(B^S)}{\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D} \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2) \quad (9)$$

Salah satu metode komputasi untuk pengolahan informasi yang dikembangkan dari pemodelan jaringan syaraf biologis, khususnya pada otak manusia disebut *Neural network* (NN) (Zhang, 2003). Pada penelitian ini menggunakan arsitektur *multilayer network* yang meliputi lapisan *input*, lapisan *hidden*, dan lapisan *output* (Hermawan, 2006).

Model SARIMAX-NN merupakan suatu model *hybrid* (kombinasi gabungan) antara SARIMAX sebagai model linier dan NN sebagai model nonlinier dari data residual. Adapun menurut Putera (2020) persamaan model *hybrid* SARIMAX-NN adalah sebagai berikut:

$$\hat{H}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (10)$$

Di mana \hat{L}_t merupakan hasil pemodelan dari komponen linier model SARIMAX dan \hat{N}_t merupakan hasil pemodelan dari komponen linier model NN.

Keakuratan peramalan dapat dilihat sebagai kriteria dalam memilih model peramalan (Hudiyanti, Bachtiar, & Setiawan, 2019). Terdapat beberapa metode untuk mengukur keakuratan peramalan, seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{H}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (11)$$

MAPE sebagai ukuran keakuratan dari peramalan, memiliki kriteria yang mampu menjelaskan bahwa nilai MAPE yang sangat kecil, maka tingkat akurasi peramalan semakin akurat.

Tabel 1. Kriteria Keakuratan MAPE

Nilai MAPE	Kriteria Keakuratan
<10%	Model Peramalan Sangat Akurat
10% - 20%	Model Peramalan Akurat
20% - 50%	Model Peramalan Cukup Akurat
>50%	Model Peramalan Tidak Akurat

Jika dilihat dari bentuknya, uang dapat memiliki tiga jenis yaitu giral, kuasi, dan kartal. Uang giral merupakan uang yang nilainya terekam dalam sistem perbankan, seperti kartu debit dan cek. Uang kuasi merupakan uang yang nilainya dapat diakui oleh masyarakat sebagai alat tukar, meskipun tidak memiliki status legal tender yang dikeluarkan oleh pemerintah, seperti *voucher* belanja, poin loyalti, dll. Selain mengedarkan uang giral, dan kuasi, Bank Indonesia (BI) juga mencetak dan mendistribusikan uang kartal. Uang kartal tersebut, terakui sebagai alat pembayaran yang sah (Solikin & Suseno, 2002).

3. METODE PENELITIAN

Populasi yang digunakan adalah total peredaran uang kartal di Indonesia, sedangkan sampel yang digunakan adalah total peredaran uang kartal di Indonesia dalam Miliar Rupiah/bulan yang diambil dari *website* BPS Indonesia.

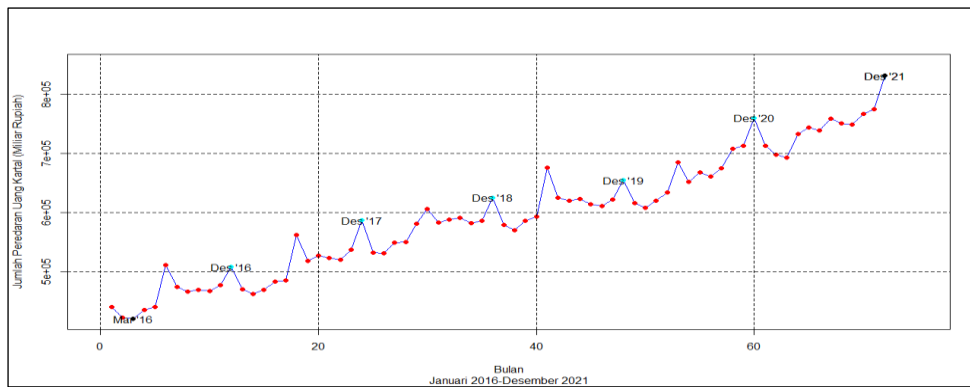
Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari variabel dependen dan independen (eksogen). Adapun variabel eksogen yang digunakan terdiri dari variabel tren dan *dummy* variasi kalender yang secara lengkap dapat dilihat sebagai berikut:

1. Total peredaran uang kartal di Indonesia (Z_t)
2. Variabel tren (T)
3. Variabel *dummy* variasi kalender satu bulan sebelum libur akhir tahun (V_1)
4. Variabel *dummy* variasi kalender saat terjadinya libur akhir tahun (V_2)
5. Variabel *dummy* variasi kalender satu bulan setelah libur akhir tahun (V_3)

Pada penelitian ini adalah, peneliti menggunakan *purposive sampling*. *Purposive sampling* merupakan salah satu teknik untuk mengambil sampel yang didasarkan pada pertimbangan dari peneliti (Sugiyono, 2008). Berikut penjabaran analisis data yang dilakukan yaitu:

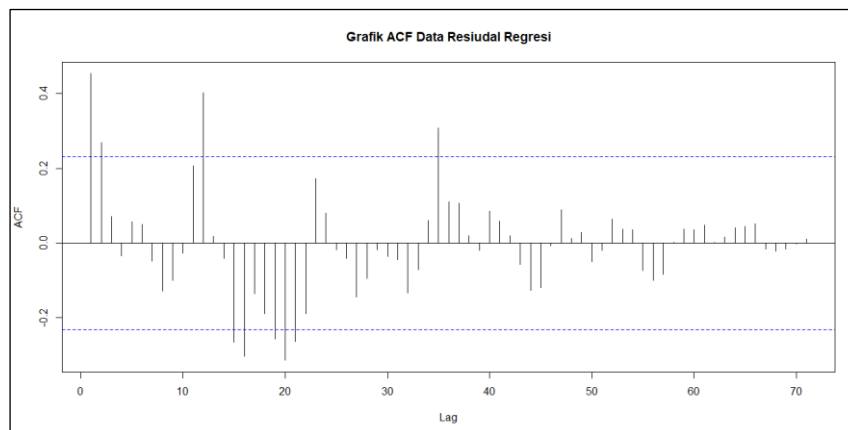
1. Memodelkan data total peredaran uang kartal di Indonesia menggunakan analisis regresi
2. Melakukan analisis periodogram
3. Memodelkan data residual regresi menggunakan model SARIMA
4. Memodelkan SARIMAX menggunakan data residual dari model SARIMA yang terpilih
5. Melakukan prediksi dan peramalan menggunakan model SARIMAX yang terpilih
6. Melakukan prediksi dan peramalan menggunakan metode NN yang terbentuk
7. Melakukan prediksi dan peramalan menggunakan model *hybrid* SARIMAX-NN yang terbentuk

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

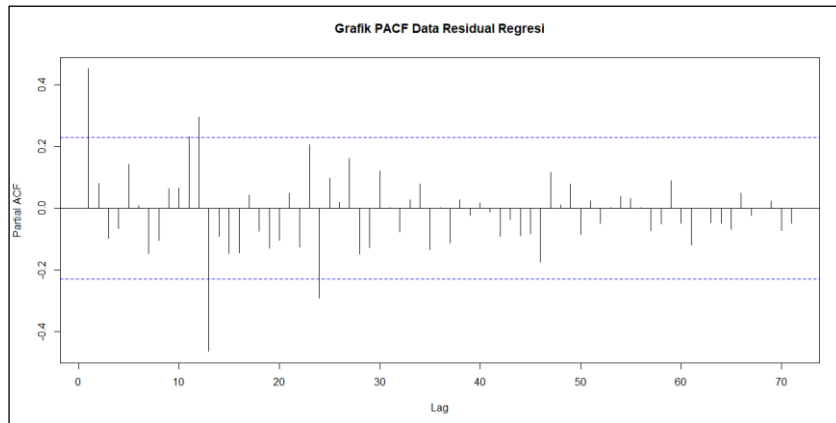


Gambar 1. Grafik Runtun Waktu Total Peredaran Uang Kartal di Indonesia

Pada umumnya, kenaikan peredaran uang kartal secara signifikan terjadi pada sebelum, saat, ataupun setelah libur akhir tahun. Seperti pada tahun 2017 dan 2018, total peredaran uang kartal tertinggi terjadi di bulan Desember atau pada saat libur akhir tahun. Variasi kalender libur akhir tahun merupakan faktor yang menyebabkan peningkatan peredaran uang kartal di Indonesia tiap tahunnya. Total peredaran uang kartal di Indonesia periode Januari 2016 hingga Desember 2021 menunjukkan adanya pola musiman dan kenaikan. Hal ini dapat dipertegas dengan melihat secara visual dari grafik ACF dan PACF sebagai berikut:



Gambar 2. Grafik ACF data residual regresi



Gambar 3. Grafik PACF data residual regresi

Gambar 2 dan Gambar 3 menunjukkan bahwa tidak terjadi *white noise* pada data residual regresi. Hal ini disebabkan oleh grafik ACF yang turun lambat, sedangkan grafik PACF terdapat terpotong setelah *lag* 1.

Analisis regresi dilakukan untuk mengetahui ada atau tidaknya pengaruh variabel *dummy* dan tren terhadap variabel dependen. Berdasarkan analisis regresi dan *backward elimination* yang telah dilakukan, didapatkan hasil sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = 423.067,8099 + 4.635,3961T_t + 43.243,7029V_{2,t} \quad (12)$$

Kemudian dilakukan pengujian simultan dan parsial. Adapun hipotesis dari uji simultan, yaitu:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$ (secara simultan parameter dari variabel independen tidak berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen)

$H_1: \exists \beta_i \neq 0; i=1,2,3,4$ (secara simultan minimal terdapat satu parameter dari variabel independen yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen)

Berdasarkan hasil pengujian simultan, didapatkan *p-value* sebesar $< 2,2204 \times 10^{-16}$. Maka, diputuskan H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa secara simultan minimal terdapat satu parameter dari variabel independen yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen.

Selanjutnya melakukan uji parsial parameter, adapun hipotesis dari uji parsial, yaitu:

$H_0: \beta_i = 0; i = 0,1,2,3,4$ (Secara parsial parameter dari variabel independen tidak berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen)

$H_1: \beta_i \neq 0; i = 0,1,2,3,4$ (Secara parsial parameter dari variabel independen berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen)

Setelah dilakukan pengujian, didapatkan hasil pengujian parsial sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Uji Parsial

Parameter	Variabel	<i>p-value</i>	$ t_{hitung} $	$t_{0,025;67}$	Keputusan
β_0	<i>Intercept</i>	$< 2,22 \times 10^{-16}$	80,0878		H_0 ditolak
β_1	T_t	$< 2,22 \times 10^{-16}$	36,8566	1,9949	H_0 ditolak
β_3	$V_{2,t}$	$2,0581 \times 10^{-5}$	4,5726		H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 2, didapatkan kesimpulan bahwa secara parsial, parameter β_1 dari variabel tren dan parameter β_3 dari variabel *dummy* bulan saat terjadinya libur akhir tahun signifikan berpengaruh terhadap total peredaran uang kartal di Indonesia.

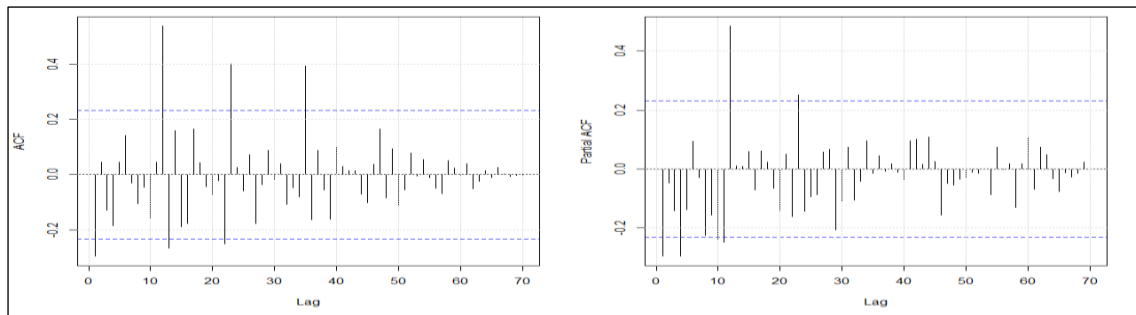
Periodogram merupakan analisis yang digunakan untuk mengecek pola musiman dari data total peredaran uang kartal di Indonesia. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, didapatkan bahwa nilai periodogram ke-6 memiliki nilai tertinggi, yaitu sebesar $6,3571 \times 10^9$ dengan frekuensi *Fourier* sebesar 0,5236. Sehingga, diperoleh periode musiman sebagai berikut:

$$T^* = \frac{2\pi}{\omega_6} = \frac{2 \times 3,1416}{0,5236} = 12 \quad (13)$$

Berdasarkan hasil yang didapatkan, diketahui bahwa periode musiman terjadi setiap 12 periode atau 12 bulan sekali.

Pemeriksaan stasioneritas data dilakukan melalui pengecekan stasioneritas dalam variansi maupun rata-rata menggunakan transformasi box-cox dan *differencing*. Berdasarkan hasil transformasi box-cox yang telah dilakukan menggunakan $\lambda = 0,5258807$, diperoleh nilai $\lambda = 1$, dengan demikian data residual regresi telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam variansi, namun belum stasioner dalam rata-rata. Maka perlu dilakukan *differencing* orde 1 untuk menstasionerkan dalam rata-rata. Setelah dilakukan *differencing*, didapatkan bahwa data residual regresi telah stasioner dalam rata-rata.

Identifikasi model SARIMA dilakukan dengan menggunakan melihat grafik ACF dan PACF (Aswi & Sukarna, 2006). Sebagaimana yang dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 4. Grafik ACF dan PACF Data Residual Regresi

Berdasarkan pada Gambar 4, diketahui bahwa grafik ACF maupun PACF nonmusiman dan musiman terpotong setelah *lag* 1 dan *lag* 12. Sehingga, didapatkan model SARIMA awal yaitu SARIMA(0,1,1)(0,0,1)¹², SARIMA(1,1,0)(0,0,1)¹², SARIMA(1,1,0)(0,0,1)¹², SARIMA(0,1,1)(1,0,0)¹², SARIMA(1,1,0)(1,0,0)¹², SARIMA(1,1,1)(1,0,0)¹², SARIMA(0,1,1)(1,0,1)¹², SARIMA(1,1,0)(1,0,1)¹², dan SARIMA(1,1,1)(1,0,1)¹².

Pada penelitian ini, estimasi parameter model SARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE). Apabila telah dilakukan estimasi parameter, berikutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter model SARIMA sementara. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil bahwa model SARIMA sementara yang signifikan adalah model SARIMA(0,1,1)(0,01)¹², SARIMA(1,1,0)(0,01)¹², SARIMA(1,1,1)(0,0,1)¹², SARIMA(0,1,1)(1,0,0)¹², SARIMA(1,1,0)(1,0,0)¹², SARIMA(0,1,1)(1,0,1)¹², dan SARIMA(1,1,0)(1,0,1)¹².

Pemeriksaan diagnostik meliputi pengujian asumsi residual *white noise* dan asumsi normalitas residual (Wei, 2006). Berdasarkan pengujian diagnostik, didapatkan model yang memenuhi asumsi residual *white noise* dan normalitas residual adalah SARIMA(0,1,1)(1,0,1)¹². Sehingga, model tersebut yang digunakan dalam pemodelan SARIMAX. Model SARIMAX(0,1,1)(1,0,1)¹² dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = Z_{t-1} + Z_{t-12}\Phi_1 - Z_{t-13}\Phi_1 + (\beta_1T_t - \beta_1T_{t-1} - \beta_1T_{t-12}\Phi_1 + \beta_1T_{t-13}\Phi_1) + (\beta_3V_{2,t} - \beta_3V_{2,t-1} - \beta_3V_{2,t-12}\Phi_1 + \beta_3V_{2,t-13}\Phi_1) + \varepsilon_t - \varepsilon_{t-12}\Theta_1 - \varepsilon_{t-1}\theta_1 + \varepsilon_{t-13}\theta_1\Theta_1 \quad (14)$$

Selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter dan pemeriksaan diagnostik kembali, serta peramalan menggunakan model SARIMAX. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, maka diperoleh hasil yang dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 3. Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter Model SARIMAX

Parameter	Estimasi	$ t_{hitung} $	$t_{(0,025;67)}$	p-value	Keputusan
β_1	4389,1315	2,0230	1,9960	0,0472	H_0 ditolak
β_3	45301,0811	4,0729		0,0001	H_0 ditolak
θ_1	-0,4281	-3,4548		0,0009	H_0 ditolak
Φ_1	0,4250	2,7062		0,0087	H_0 ditolak
θ_1	0,4143	2,2254		0,0296	H_0 ditolak

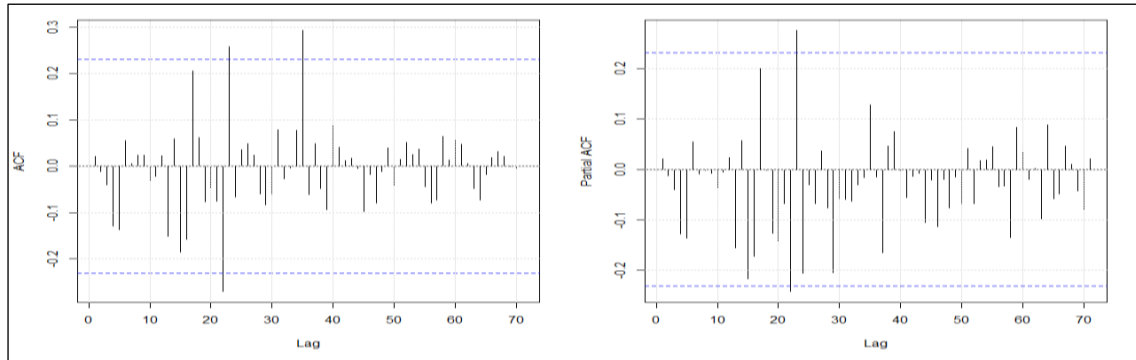
Berdasarkan Tabel 3, diketahui bahwa hasil bahwa seluruh parameter model telah signifikan dalam model. Berikutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik pada model SARIMAX, yaitu pengujian asumsi *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box*. Berdasarkan pengujian *white noise*, didapatkan hasil bahwa model SARIMAX(0,1,1)(1,0,1)¹² telah memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi normalitas residual model SARIMAX. Diperoleh hasil bahwa model SARIMAX(0,1,1)(1,0,1)¹² telah memenuhi asumsi normalitas residual. Sebelum dilakukan peramalan, akan dilakukan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terhadap model SARIMAX. Adapun hasil analisis MAPE dari model SARIMAX menggunakan Persamaan (11) sebesar 1,72%. Karena nilai MAPE di bawah 10%, artinya model SARIMAX(0,1,1)(1,0,1)¹² memiliki tingkat akurasi yang sangat akurat. Berdasarkan Persamaan (14) dapat dihitung nilai peramalan periode Januari hingga Desember 2022, sebagaimana tabel 4.

Tabel 4. Peramalan Total Peredaran Uang Kartal Periode Januari hingga Desember 2022

Periode	Bulan	Hasil Peramalan (Miliar Rupiah)
73	Januari 2022	779.706,11
74	Februari 2022	774.743,95
75	Maret 2022	787.437,34
76	April 2022	823.711,55
77	Mei 2022	824.624,77
78	Juni 2022	838.407,83
79	Juli 2022	879.069,18
80	Agustus 2022	894.696,15
81	September 2022	912.738,73
82	Oktober 2022	916.258,27
83	November 2022	906.669,27
84	Desember 2022	940.645,90

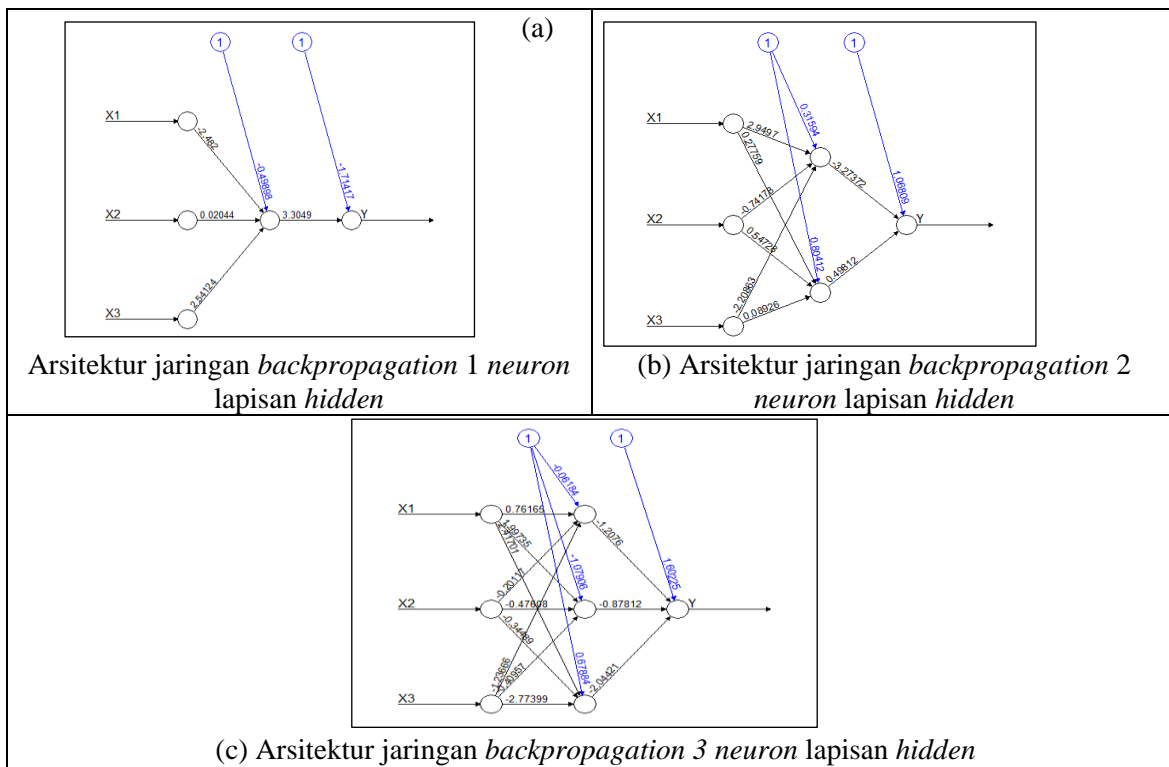
Model *hybrid* SARIMAX-NN diawali dengan menentukan variabel *input*. Variabel *input* dipilih berdasarkan banyaknya jumlah *lag* ACF dan PACF yang signifikan dari residual SARIMAX. Pada Gambar 5, terlihat bahwa grafik ACF memiliki 3 *lag* yang signifikan yaitu *lag* ke-22, 23, dan 35. Berdasarkan hal ini, terpilih ACF sebagai variabel *input*.



Gambar 5. Grafik ACF dan PACF Residual SARIMAX

Pada penelitian ini, proses *backpropagation* dimulai dengan menentukan jumlah *neuron* yang digunakan pada lapisan *hidden* dan dicoba masing-masing sebanyak 1 hingga 3 *neuron*, serta *learning rate* sebesar 0,4. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk lapisan *hidden* adalah sigmoid biner dan fungsi aktivasi pada lapisan *output* adalah linier. Selanjutnya, kriteria pemberhentian yang digunakan adalah *target error* (0,01) dan maksimum iterasi (5000).

Arsitektur jaringan *backpropagation* yang terbentuk dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 6. Arsitektur Jaringan *Backpropagation* NN

Apabila semua proses telah dijalankan, maka dapat dihitung hasil peramalan menggunakan model *hybrid* SARIMAX-NN. Sebelum melakukan peramalan, terlebih dahulu menghitung nilai MAPE dari ketiga model *hybrid* SARIMAX-NN tersebut hingga didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 5. MAPE SARIMAX-NN

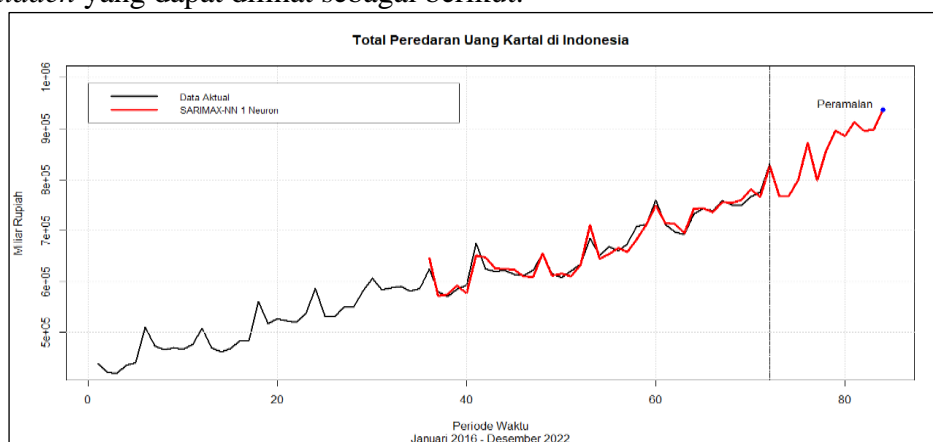
Jumlah Neuron Lapisan Hidden	MAPE (%)
1 Neuron	1,38
2 Neuron	1,44
3 Neuron	1,39

Berdasarkan Persamaan (10) dapat dihitung nilai peramalan periode Januari hingga Desember 2022. Sehingga diperoleh hasil peramalan secara lengkap yang dapat dilihat pada tabel berikut:

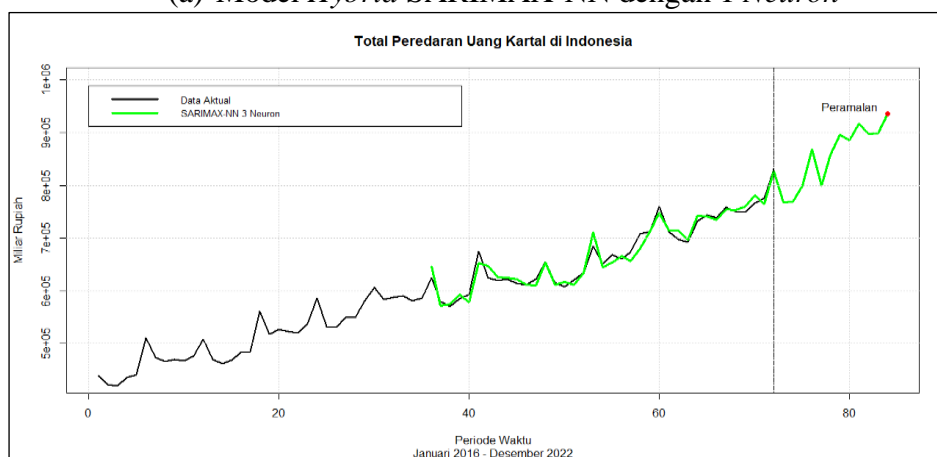
Tabel 6. Peramalan Total Peredaran Uang Kartal di Indonesia Menggunakan Model *Hybrid SARIMAX-NN*

Periode	Bulan	Data Aktual	Hasil Peramalan (Miliar Rupiah)		
			1 Neuron	2 Neuron	3 Neuron
73	Januari 2022	765.015,11	767.202,17	767.078,00	767.616,85
74	Februari 2022	795.951,08	768.267,97	768.143,02	768.825,65
75	Maret 2022	792.518,36	799.586,73	800.612,14	799.458,72
76	April 2022	896.317,73	872.189,98	866.972,40	868.475,72
77	Mei 2022	820.154,68	798.771,87	798.484,55	799.350,30
78	Juni 2022	815.316,13	855.830,96	859.175,71	857.571,57
79	Juli 2022	822.042,79	895.990,46	894.213,07	896.211,81
80	Agustus 2022	805.459,05	885.616,27	884.971,23	886.147,59
81	September 2022	-	913.936,22	918.516,08	917.084,60
82	Oktober 2022	-	896.089,76	895.892,68	896.932,76
83	November 2022	-	897.547,49	899.748,33	898.585,98
84	Desember 2022	-	937.033,35	937.612,31	936.235,47

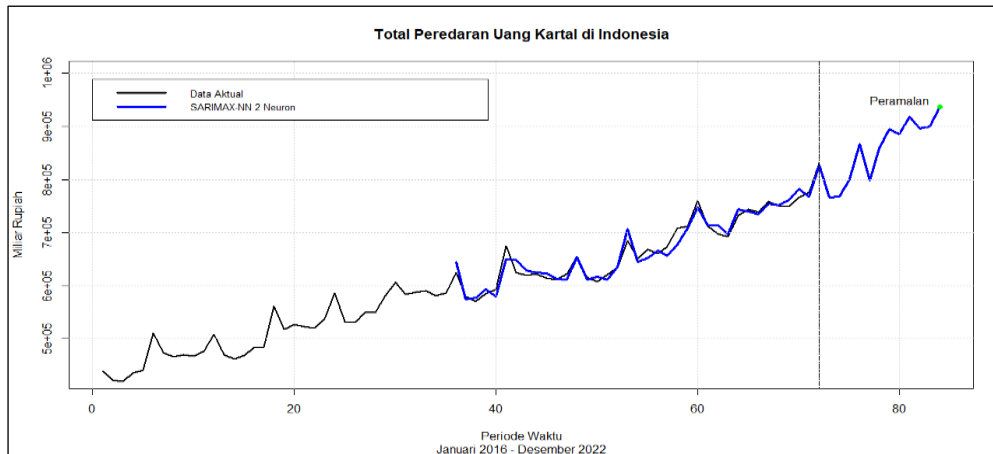
Berdasarkan Tabel 4 dapat dibentuk grafik runtun waktu perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan menggunakan model SARIMAX-NN dengan 1 hingga 3 *neuron* lapisan *hidden* yang dapat dilihat sebagai berikut:



(a) Model *Hybrid SARIMAX-NN* dengan 1 *Neuron*



(b) Model *Hybrid SARIMAX-NN* dengan 2 *Neuron*



(c) Model *Hybrid SARIMAX-NN* dengan 3 *Neuron*

Gambar 5. Grafik Perbandingan Antara Data Aktual dan Hasil Peramalan Menggunakan Model *Hybrid SARIMAX-NN*

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Didapatkan tiga model yang dapat digunakan untuk peramalan. Adapun ketiga model tersebut dapat ditulis sebagai berikut:

- a. Model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 1 *neuron*

$$\hat{H}_t = \beta_2 V_{2,t} + \beta_4 T_t + \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta B^{12})}{(1 - \Phi B^{12})(1 - B)^d (1 - B^{12})^D} e_t^* + \hat{N}_{1,t}$$

- b. Model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 2 *neuron*

$$\hat{H}_t = \beta_2 V_{2,t} + \beta_4 T_t + \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta B^{12})}{(1 - \Phi B^{12})(1 - B)^d (1 - B^{12})^D} e_t^* + \hat{N}_{2,t}$$

- c. Model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 3 *neuron*

$$\hat{H}_t = \beta_2 V_{2,t} + \beta_4 T_t + \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta B^{12})}{(1 - \Phi B^{12})(1 - B)^d (1 - B^{12})^D} e_t^* + \hat{N}_{3,t}$$

2. Diperoleh nilai peramalan pada bulan Desember menggunakan model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 1 *neuron* sebesar 937.033,3503 Miliar Rupiah, model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 2 *neuron* sebesar 937.612,3071 Miliar Rupiah, dan model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 3 *neuron* sebesar 936.235,4729 Miliar Rupiah. Hal tersebut terjadi karena pada bulan Desember merupakan bulan saat terjadinya Hari Raya Natal yang menyebabkan kenaikan total peredaran uang kartal di Indonesia.
3. Diperoleh nilai MAPE untuk model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 1 *neuron* sebesar 1,38%, model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 2 *neuron* sebesar 1,44%, dan model *hybrid SARIMAX-NN* dengan 3 *neuron* sebesar 1,39%.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, I. S., Setiawan, Suhartono, & Masun, N. H. 2015. Forecasting of monthly inflow and outflow currency using time series regression and ARIMAX: The Idul Fitri effect. *AIP Conference Proceedings*, Vol. 1691 <https://pubs.aip.org/aip/acp/article-abstract/1691/1/050002/588819/Forecasting-of-monthly-inflow-and-outflow-currency> DOI: 10.1063/1.4937084

- Aswi & Sukarna. 2006. *Analisis Deret*. Makassar: Andira Publisher.
- Bakti, I. S., Nirzalin, & Alwi. 2019. Konsumerisme Dalam Perspektif Jean Baudrillard. *Jurnal Sosiologi USK*, Vol. 13 <https://jurnal.usk.ac.id/JSU/article/view/15925> DOI: 10.24815/JSU.V13I2.15925
- Cynthia, A., Sugiman, & Mastur, Z. 2016. Analisis Perbandingan Menggunakan Arima Dan Bootstrap Pada Peramalan Nilai Ekspor Indonesia. *UNNES Journal of Mathematics*, Vol. 5 <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm/article/view/13102/7183> DOI: 10.15294/UJM.V5I1.13102
- Fiskin, C. S., & Cerit, A. G. 2019. Forecasting Domestic Shipping Demand of Cement: Comparison of SARIMAX, ANN and Hybrid SARIMAX-ANN. *4rd International Conference on Computer Science and Engineering*: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8907210> DOI: 10.1109/UBMK.2019.8907210
- Hudiyanti, C. V., Bachtiar, F. A., & Setiawan, B. D. 2019. Perbandingan Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing untuk Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Ngurah Rai. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 3 <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4791> E-ISSN: 2548-964X
- Husnita, F., Wahyuningsih, S., & Nohe, D, A. 2015. Analisis Spektral dan Model ARIMA untuk Peramalan Jumlah Wisatawan di Dunia Fantasi Taman Impian Jaya Ancol. *Jurnal Eksponensial*, Vol. 6 [https://fmipa.unmul.ac.id/files/docs/\[31%20JURNAL%20fiftria%20EDIT.docx](https://fmipa.unmul.ac.id/files/docs/[31%20JURNAL%20fiftria%20EDIT.docx)
- Laga, A. P. B., Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. 2018. Peramalan Penjualan Pakaian dengan Autoregressive Integrated Moving Average with Exogeneous Input (ARIMAX) (Studi Kasus: Penjualan Pakaian di Toko M~Al Samarinda Tahun 2012 s.d 2016). *Jurnal Eksponensial*, Vol. 9 <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/306> ISSN: 2798-3455
- Sari, I. P., Wuryandari, T., & Yasin, H. 2014. Prediksi Data Harga Saham Harian Menggunakan Feed Forward Neural Networks (FFNN) dengan Pelatihan Algoritma Genetika (Studi kasus pada Harga Saham Harian PT. XL Axiata Tbk). *Jurnal Gaussian*, Vol. 3 <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/article/view/6455> DOI: 10.14710/J.GAUSS.3.3.441-450
- Solikin & Suseno. 2002. *Uang (Pengertiannya penciptaannya dan Peranannya dalam Perekonomian)*. Jakarta: Bank Indonesia.
- Sugiyono. 2008. *Statistika Untuk Penelitian, Cetakan Ketujuh*. Bandung: CV. Alfabeta.
- Suryani, A. R. et al. 2018. Peramalan Curah Hujan Dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Input (Arimax). *Unnes Journal of Mathematics*, Vol. 7 <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm/article/view/27386> DOI: 10.15294/UJM.V7I1.27386
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Education, Inc.
- Zhang, P. G. 2003. Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing*, Vol. 50 <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925231201007020> DOI: 10.1016/S0925-2312(01)00702-0